

基于精英进化导向的多目标PID参数优化

武 星, 楼佩煌, 唐敦兵

(南京航空航天大学 机电学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 在多目标优化问题中, 决策者必须对Pareto前沿的众多非劣解做出选择. 本文将决策偏好融入Pareto优化过程, 提出一种基于精英导向机制的多目标遗传算法, 根据决策偏好选择Pareto最优解为精英, 利用无损有限精度法和归一增量距离保持种群多样性, 通过多种群进化机制将决策偏好的影响传播到整个种群. 该方法成功应用于自动导引车(AGV)伺服系统的PID参数优化, 可根据决策偏好快速有效地定向搜索Pareto最优解, 保证伺服控制达到路径跟踪要求的速度响应性能.

关键词: PID参数整定; 多目标优化; 遗传算法; 精英导向; Pareto最优解

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Multi-objective optimization for PID parameter based on elitist-evolution guidance

WU Xing, LOU Pei-huang, TANG Dun-bing

(College of Mechanical and Electric Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: For multi-objective optimization problems, a decision-maker must choose one solution from many non-dominated ones in Pareto front. Decision preferences are introduced into Pareto optimization in this paper, and a multi-objective genetic algorithm based on elitist-guidance mechanism is presented. Elitists are selected from Pareto optimal solutions according to decision-making preferences. The lossless-finite-precision method and the normalized increment-distance are proposed to keep the population diversity. The effect of decision-making preferences is spread among the entire population by using the multi-population evolution mechanism. This approach is applied successfully to PID parameter optimization of automated-guided-vehicle(AGV) servo system, which can make a fast, effective and directional search for Pareto optimal solutions according to decision-making preferences, and ensures the servo control for achieving the velocity-response performance required by path tracking.

Key words: PID parameter tuning; multi-objective optimization; genetic algorithm; elitist-guidance; Pareto optimal solutions

1 引言(Introduction)

自动导引车(AGV)是一种通过导引装置自动地沿预定路径行驶的轮式移动机器人, 其运动控制包括消除AGV姿态偏差的路径跟踪^[1]和消除驱动轮转速误差的伺服控制. 在伺服系统中, 基本的或底层的控制单元常采用高实时性的PID控制器, 其参数整定一直是控制领域广为关注的问题^[2].

若从优化角度研究参数整定问题, 则可考虑具有并行搜索能力和全局优化能力的遗传算法^[3~5]. 传统遗传算法主要面向单目标优化问题^[3], 常用单误差指标有ISE, ISTE, IAE和ITAE等. 为兼顾控制的准确性、快速性和平稳性, 一些学者采用多目标遗传

算法优化PID参数^[4~7]. 其中, 聚合函数法通过一个多指标加权和函数描述多个优化目标, 是将传统遗传算法用于多目标优化的最直接方法^[4,5], 但权重选择比较困难, 该方法本质上仍属于单目标优化. Fonseca等^[8]提出的Pareto最优概念奠定了多目标遗传算法(MOGA)的基础. Deb等^[9]提出的带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)可获得Pareto前沿上的非劣解集. 冯士刚等^[6]将伪并行NSGA-II算法用于PID参数优化. Wang等^[7]在MOGA中通过分析Pareto最优曲面整定PID参数.

由于遗传进化的随机因素, 在每一代进化过程中可能丢失已获得的优良个体. NSGA-II^[9]采用精英策

略保留每代的优良个体,这是遗传算法以概率1收敛的必要条件. 祁荣宾等^[10]采用精英选择和个体迁移策略加快GA在多个单目标种群的并行搜索,加快算法向Pareto前沿收敛.

本文将决策偏好融入Pareto优化过程,进一步发展了精英策略,提出一种精英导向型多目标遗传算法(EG-MOGA),使算法搜索区域趋向决策者感兴趣的Pareto前沿. 该方法成功应用于自动导引车(AGV)伺服系统的PID参数优化,保证伺服控制达到路径跟踪要求的速度响应性能.

2 精英导向型多目标遗传算法(Elitist-guided multi-objective genetic algorithm)

在EG-MOGA中,根据决策偏好设置精英判别条件,分别构建Pareto最优种群、精英种群和单目标子种群,利用无损有限精度法淘汰拥挤度高而适应度低的个体. 根据归一增量距离将精英个体排序,对排序等级由归一几何排名函数计算复制概率. 通过精英个体的邻域变异、单目标个体的全局变异以及两者的启发式交叉实现多种群进化机制,将决策偏好的影响从精英种群传播到整个种群.

2.1 精英导向机制(Elitist guidance mechanism)

在多目标优化问题中,决策者必须对Pareto前沿的众多非劣解做出选择. 为使算法搜索区域趋向决策者感兴趣的Pareto前沿,本文根据决策偏好设置精英判别条件,据此选择Pareto最优解为精英,其代表了决策者期望的种群进化方向,如图1所示.

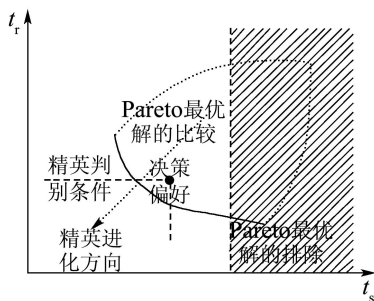


图1 精英导向机制的图形化表示

Fig. 1 Graphical expression of elitist guidance mechanism

在图1中, Pareto前沿对应的决策向量未必都是多目标优化问题的满意解. 对伺服控制器,采用系统响应的上升时间 t_r 和调节时间 t_s 为快速性和平稳性指标. 若Pareto前沿的某些非劣解调节时间过长,如图1中的阴影区域,则无法满足平稳性要求. 实际上,伺服系统需要 t_r 和 t_s 都较小的PID参数,如图1中水平点线和垂直点线截取的Pareto前沿. 因此,以路径跟踪^[1]对伺服控制的性能要求为决策偏好,设置精英判别条件为:

1) Pareto最优解的排除: 若调节时间 $t_s > 1.5$ s, 则不满足平稳性要求,删除相应的Pareto最优解.

2) 精英个体的选择: 若上升时间 $t_r \leq 0.1$ s且调节时间 $t_s \leq 0.2$ s, 则选择相应的Pareto最优解为精英个体.

3) Pareto最优解的比较: 为比较Pareto最优解对多目标的整体优化程度,设置聚合函数为

$$F_C = \sqrt{t_r^2 + t_s^2}. \quad (1)$$

决策偏好通过Pareto最优解的排除、精英个体的选择和Pareto最优解的比较融入精英种群,通过精英种群的复制和变异遗传到子代种群,通过精英种群与单目标子种群的启发式交叉传播到整个种群,引导种群向决策者感兴趣的Pareto前沿进化.

2.2 多样性保持方法(Diversity-keeping methods)

为以较小的计算量获得均匀分布的Pareto最优解和精英,本文提出一种面向多目标优化的两层次多样性保持机制:在第一层次,对整个种群采用无损有限精度法淘汰拥挤度高而适应度低的个体;在第二层次,对精英种群采用归一增量距离促进低拥挤度个体的进化.

无损有限精度法: 根据每个目标函数将个体排序,设置函数值从优到劣变化的最小步长(有限精度). 若某一个体在各组排序中,与前一个体的差异都小于最小步长,则认为该个体的拥挤度高而适应度低,将其从原始种群中淘汰. 可见,与祁荣宾等^[10]降低计算精度的方法不同,该方法的有限精度仅用于个体的比较过程,不损失目标值的计算精度,剔除拥挤度高的个体时保留适应度好的个体.

归一增量距离: 该方法继承了拥挤距离和向量模的思想,但并非简单地计算精英个体在目标空间的向量模,而是根据每个目标函数将精英个体排序,对函数值进行归一化处理后作为 m 维向量中的一个分量,再计算个体的向量模. 在第 k 组目标排序中,对排序等级为 i 的精英个体 E_i^k ,其第 k 个归一增量距离分量为

$$\Delta D_i^k = \begin{cases} 1, & i = 1, \\ (o_i^k - o_{i-1}^k)/o_i^k, & i > 1. \end{cases} \quad (2)$$

其中 o_{i-1}^k 和 o_i^k 分别为第 k 组目标排序中第 $i-1$ 个精英 E_{i-1}^k 和第 i 个精英 E_i^k 的函数值.

对精英个体 E_i ,在每组目标排序中分别计算归一增量距离分量,则归一增量距离向量模为

$$\Delta D_i = \sqrt{(\Delta D_i^1)^2 + (\Delta D_i^2)^2 + \dots + (\Delta D_i^m)^2}. \quad (3)$$

可见,该方法根据目标函数值的相对增量计算相

邻精英个体在每个目标上的差异度,对拥挤度的评价更加符合多目标Pareto优化的思想.

2.3 多种群进化机制(Multi-population evolution mechanism)

对每一代原始种群,选择非劣解组成Pareto最优种群,选择满足决策偏好的Pareto最优个体组成精英种群,根据每个目标函数选择个体组成单目标子种群.经过复制产生精英克隆种群和单目标克隆子种群,通过对精英个体的邻域变异、单目标个体的全局变异以及两者的启发式交叉,将决策偏好的影响从精英种群传播到整个种群,如图2所示.

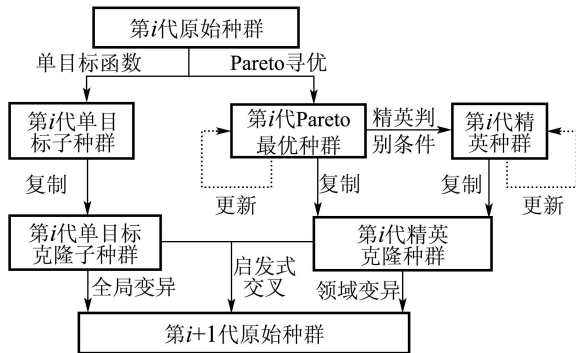


图 2 多种群进化机制

Fig. 2 Multi-population evolution mechanism

对Pareto最优种群和精英种群,每次产生的当代种群都需与父代种群合并,剔除劣解,保证所有个体都是当前意义上的非劣解.对单目标子种群,将最优个体不经交叉和变异直接复制到子代种群.

精英克隆种群的成员构成随进化过程不断变化.在进化初期,满足精英判别条件的Pareto最优个体较少,通过复制Pareto最优个体和随机产生新个体保持精英克隆种群的固定规模,利用随机搜索和全局变异等扩大遗传算法的寻优范围.到进化后期,精英个体的数量较多,通过归一增量距离淘汰拥挤度高的个体,利用邻域变异等加速精英个体向最优值的收敛.这种成员构成的自适应调整可将进化前期的全局探测和后期的邻域收敛有机结合.

组建精英克隆种群需要根据排序等级计算复制概率,本文采用非线性的归一几何排名函数,对排序等级为 r 的个体,其复制概率为

$$\begin{cases} p(r) = q_0(1 - q)^{r-1}, \\ q_0 = q/[1 - (1 - q)^n]. \end{cases} \quad (4)$$

其中: q_0 为最优个体的复制概率,其值取决于概率参数 $q(0 < q < 1)$ 的设置, n 为参与复制概率计算的个体总数. $p(r)$ 为排序等级 r 的个体的复制概率,所有个体的复制概率之和为1.

对精英个体执行可变幅值的邻域变异,设排序等级为1的精英个体复制数目为 Ne_{\max}^C ,对复制数目为 Ne^C 的精英个体,第 i 次邻域变异的幅值为

$$B_e^m(i) = \begin{cases} 0, & i = 1, \\ B_e^1 + (i - 1)B_e^2/Ne_{\max}^C, & 1 < i \leq Ne^C. \end{cases} \quad (5)$$

其中 B_e^1 和 B_e^2 为变异幅值的初值和增量.个体的复制数目越多,变异幅值的变化范围越大,在其周围的搜索更加细致.若个体的复制数目为1,则变异幅值为0,该可变幅值具有精英保留作用.

为精英个体 x^e 随机产生一个变异系数 α_e ,则邻域变异后新个体 $y^e(i)$ 的第 k 个分量为

$$y_k^e(i) = x_k^e(1 + (0.5 - \alpha_e)B_e^m(i)). \quad (6)$$

若 $y_k^e(i)$ 超出定义域边界,则调整到边界值.

对规模为 n_k 的单目标克隆子种群,设置一个与排序等级 i 有关的交叉幅值:

$$C(i) = C_1 + iC_2/n_k, \quad (7)$$

其中 C_1 和 C_2 为交叉幅值的初值和增量.

排序等级为 i 的单目标个体 $x^s(i)$ 随机产生一个交叉系数 α_s ,则启发式交叉后新个体 $y^s(i)$ 的第 k 个分量为

$$y_k^s(i) = (1 - \alpha_s C(i))x_k^s(i) + \alpha_s C(i)x_k^e. \quad (8)$$

由式(7)和(8)可知,排序等级越低的单目标个体交叉幅值越大,在启发式交叉中受精英个体的影响越大.若 $y_k^s(i)$ 超出定义域边界则进行调整.

3 伺服系统PID参数优化(PID parameter optimization of servo system)

本文以AGV伺服系统为对象,研究EGMOGA在PID参数优化中的应用,并采用单目标遗传算法(SOGA)^[3]和加权型多目标遗传算法(WSMOGA)^[4,5]作参照,在相同实验条件下对PID控制器进行参数优化,比较各种PID控制器的阶跃响应性能.

利用旋转编码器测量驱动轮的实际转速,经过系统辨识获得AGV驱动系统的二阶模型为

$$H(z) = \frac{0.0004z + 0.1599}{z^2 - 1.6781z + 0.8396}. \quad (9)$$

待优化的PID参数采用实数编码,在遗传算法中表示为个体 $K = [k_P \ k_D \ k_I]$.利用临界比例度法整定的参数为:

$$k_P = 0.6, \quad k_I = 5.5245, \quad k_D = 0.0163.$$

设置各分量的定义域为:

$$0 \leq k_P \leq 1, \quad 0 \leq k_D \leq 0.2, \quad 0 \leq k_I \leq 30.$$

根据驱动系统模型(9)的阶次, 设置遗传算法的种群规模为 $N = 60$, 进化代数 $G = 100$. 首先采用SOGA^[3]优化PID参数, 选择ITAE型目标函数, 经过5次随机实验, 对驱动系统模型(9)的PID参数优化结果如图3所示. 其中, 第2组参数的适应度 F_t 最大, 超调量 δ 也较大, 但上升时间 t_r 较小, 调节时间 t_s 最短. 第1组参数的上升时间 t_r 最短, 但超调量 δ 和调节时间 t_s 最大. 第4组参数的超调量 δ 最小, 但上升时间 t_r 和调节时间 t_s 较长. SOGA的优化效果不够理想, 超调量、上升时间和调节时间存在相互制约的关系, 难以在控制的快速性和平稳性之间取得平衡, 每次优化结果存在较大差异.

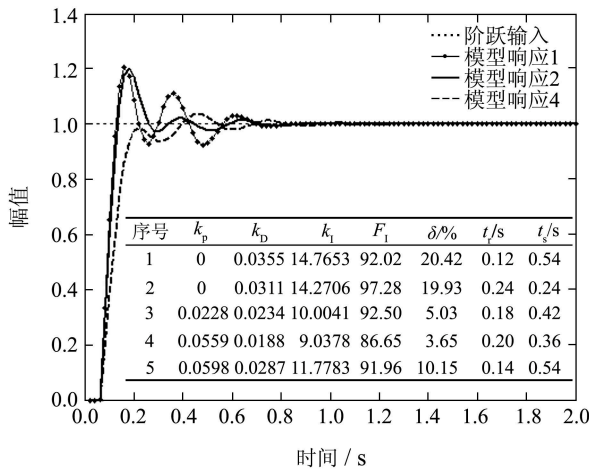


图3 SOGA优化的PID控制器

Fig. 3 PID controller optimized by SOGA

再采用WS-MOGA^[4,5]优化PID控制器参数, 设置一种多指标加权和形式的目标函数:

$$J = \int (w_1|e(t)|t + w_2u^2(t) + w_4|ey(t)|)dt + w_3t_r, \quad (10)$$

其中: $e(t)$ 为跟踪误差, $u(t)$ 为控制信号, t_r 为上升时间, $ey(t)$ 为超调误差. 为了有效抑制系统响应的超调, 相关权重设置为^[4,5]

$$w_1 = 0.999, w_2 = 0.001, w_3 = 2, w_4 = 200.$$

经过5次随机实验, 对驱动系统模型(9)的PID参数优化结果如图4所示. 其中, 第3组参数的适应度 F_t 最大, 第5组参数的适应度 F_t 最小, 第1组参数的超调量 δ 最小, 这三条阶跃响应曲线基本重合, 超调量 $\delta \ll 5\%$, 上升时间 t_r 等于调节时间 t_s , 系统无振荡地响应阶跃输入. 图4的超调量和调节时间明显优于图3的指标, 但上升时间较长. 其原因在于目标函数(10)中权重 w_4 远大于其它指标的权重, 对超调量的严厉惩罚牺牲了系统的快速性. 可见, 权重选择对WS-MOGA的优化结果有很大影响, 该问题也导致难以在控制的快速性和平稳性之间取得平衡.

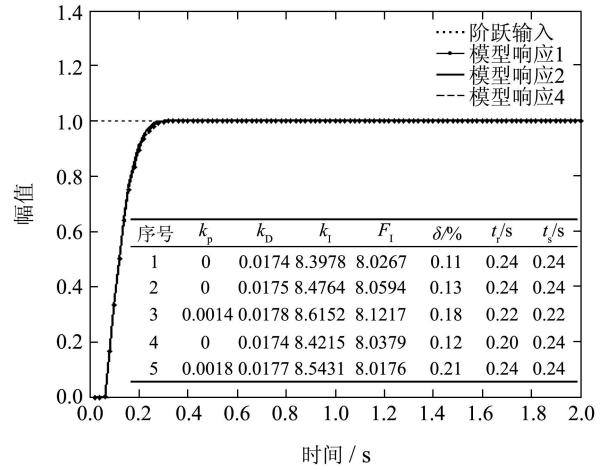


图4 WS-MOGA优化的PID控制器

Fig. 4 PID controller optimized by WS-MOGA

为克服权重选择对多目标优化问题的不利影响, 下面采用本文提出的EG-MOGA优化PID参数, 通过目标向量 $[y_{err} \ t_r \ t_s]$ 反映控制的准确性、快速性和平稳性要求, y_{err} 为IAE型误差指标. 参数定义域、种群规模、进化代数与前相同, 概率参数为 $q = 0.1$, 变异幅值为 $B_e^1 = 0.5$ 和 $B_e^2 = 0.5$, 交叉幅值为 $C_1 = 0.5$ 和 $C_2 = 0.5$. 经过5次随机实验, 对驱动系统模型(9)的PID参数优化结果如图5所示.

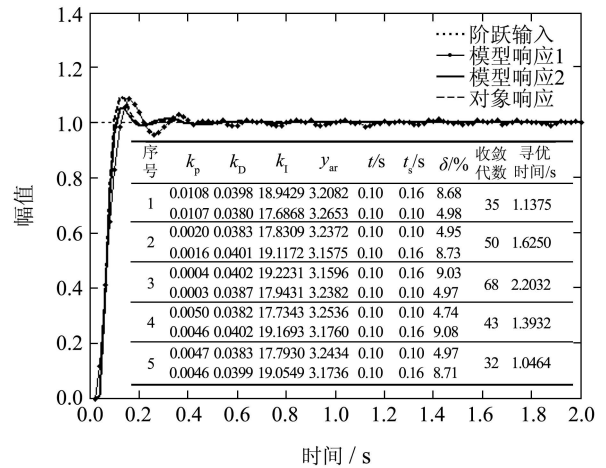


图5 EG-MOGA优化的PID控制器

Fig. 5 PID controller optimized by EG-MOGA

比较图3~5的实验数据可知, 相对于前两种遗传算法的进化代数 $G = 100$, EG-MOGA具有更快的收敛速度和更高的计算效率. 每次优化结果都包含两组相似的PID参数, 控制器的性能指标也比较接近, 这说明EG-MOGA不易陷入局部极小值, 可获得满足决策偏好的多个Pareto最优解, 与前两种遗传算法只能获得一个最优解具有本质区别. 虽然EG-MOGA的目标向量没有直接选取超调量, 但可通过调节时间描述系统的阻尼程度, 阶跃响应的

超调量保持在10%以内. 对WS-MOGA, 很难通过选择权重使PID参数优化结果满足本文决策偏好的要求($t_r \leq 0.1$ s且 $t_s \leq 0.2$ s).

在图5中, 以第2次实验的优化结果设计PID控制器, 驱动系统模型(9)的模型响应曲线1和2如实线和虚线所示, 在上升时间和调节时间方面明显优于图3和图4中的曲线, 超调量虽然略大于图4, 但小于10%的数值仍可保证系统具有良好的平稳性, 至多经过一次振荡后即进入稳态. 考虑到数学模型(9)与实际驱动系统的差异, 为在控制的快速性和平稳性之间取得平衡, 采用模型响应曲线1对应的第1组PID参数, 在嵌入式微控制器ARM中设计驱动系统的PID控制器, 对象响应曲线如图5中的点划线所示, 与实线所示的模型响应曲线1具有一些差异. 其原因在于数学模型(9)是对驱动系统辨识得到的近似模型, 遗传算法以此为对象获得的优化结果难免受到模型误差的影响. 在实际对象控制中, 本文设计的PID控制器仍具有较好的控制性能, 上升时间和调节时间满足决策偏好的要求.

4 结论(Conclusions)

本文提出了一种精英导向型多目标遗传算法, 根据决策偏好选择Pareto最优解为精英, 利用无损有限精度法和归一增量距离保持种群多样性, 通过多种群进化机制将决策偏好的影响传播到整个种群. 精英导向与Pareto优化的融合, 可引导整个种群向决策偏好所指的Pareto前沿进化, 既避免了加权型多目标遗传算法选择权重的难题, 也弥补了Pareto型多目标遗传算法考虑决策偏好的不足. 对AGV伺服系统的PID参数优化结果表明, 该方法可根据决策偏好快速有效地定向搜索Pareto最优解, 在驱动系统的伺服控制中获得了满意的性能, 可充分满足AGV路径跟踪的要求.

参考文献(References):

- [1] 武星, 楼佩煌. 基于运动预测的路径跟踪最优控制研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(4): 565 – 569.
(WU Xing, LOU Pei Huang. Optimal path tracking control based on

- motion prediction[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(4): 565 – 569.)
- [2] 欧林林, 顾诞英, 张卫东. 基于幅值裕度和相位裕度的PID参数最优整定方法[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(5): 837 – 840.
(OU Linlin, GU Danying, ZHANG Weidong. Optimal tuning method of PID controller based on gain margin and phase margin[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(5): 837 – 840.)
- [3] MENG X Z, SONG B Y. Fast genetic algorithms used for PID parameter optimization[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Automation and Logistic*. New York: IEEE, 2007: 2144 – 2148.
- [4] ZHANG J H, ZHUANG J, DU H F, et al. PID controller optimization based on the self-organization genetic algorithm with cyclic mutation[C] // *Proceedings of Sixth Mexican Conference on Artificial Intelligence*. New York: IEEE, 2008: 277 – 284.
- [5] DING Y M, WANG X Y. Real-coded adaptive genetic algorithm applied to PID parameter optimization on a 6R manipulators[C] // *Proceedings of Fourth International Conference on Natural Computation*. New York: IEEE, 2008: 635 – 639.
- [6] 冯士刚, 艾芊. 基于伪并行NSGA-II算法的多目标鲁棒PID优化设计[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 874 – 878.
(FENG Shigang, AI Qian. Multi-objective robust PID optimization design based on pseudo-parallel NSGA-II algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, 29(4): 874 – 878.)
- [7] WANG G L, YAB W W, SHAO H H. Multi-objective optimization based on Genetic Algorithm for PID controller tuning[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2009, 16(1): 71 – 74.
- [8] FONSECA C M, FLEMING P J. Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms – part I: a unified formulation[J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, 1998, 28(1): 26 – 37.
- [9] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182 – 197.
- [10] 祁荣宾, 钱锋, 杜文莉, 等. 基于精英选择和个体迁移的多目标遗传算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 164 – 168.
(QI Rongbin, QIAN Feng, DU Wenli, et al. Multiobjective genetic algorithm based on elitist selection and individual migration[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(2): 164 – 168.)

作者简介:

武星 (1982—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为移动机器人、运动控制和嵌入式控制, E-mail: Wustar5353@nuaa.edu.cn;

楼佩煌 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为柔性制造、智能制造和制造系统控制等;

唐敦兵 (1972—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为产品创新设计、复杂系统建模与优化等.